

**PERANCANGAN SISTEM ANALISIS KELULUSAN MAHASISWA
DALAM IMPLEMENTASI PENERAPAN DATA MINING PADA
BIDANG PENDIDIKAN**



**Disusun sebagai salah satu syarat memperoleh Gelar Strata I
pada J Informatika Fakultas Komunikasi dan Informatika**

**Oleh:
MUHAMMAD HIMMAWAN
L200170161**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS KOMUNIKASI DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SURAKARTA
2021**

HALAMAN PERSETUJUAN

**PERANCANGAN SISTEM ANALISIS KELULUSAN MAHASISWA DALAM
IMPLEMENTASI PENERAPAN DATA MINING PADA BIDANG PENDIDIKAN**

PUBLIKASI ILMIAH

oleh:

MUHAMMAD HIMMAWAN

L200170161

Telah diperiksa dan disetujui untuk diuji oleh:

Dosen Pembimbing



Agus Ulinuha, S.T., M.T., Ph.D.

NIK. 656

HALAMAN PENGESAHAN

PERANCANGAN SISTEM ANALISIS KELULUSAN MAHASISWA DALAM IMPLEMENTASI PENERAPAN DATA MINING PADA BIDANG PENDIDIKAN

OLEH

MUHAMMAD HIMMAWAN

L200170161

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
Fakultas Komunikadi dan Informatika.
Universitas Muhammadiyah Surakarta
Pada hari Senin., 2 Agustus 2021

dan dinyatakan telah memenuhi syarat

Dewan Penguji:

1. Agus Ulinuha, S.T., M.T., Ph.D.

(.....)

(Ketua Dewan Penguji)

2. Dr. Ir. Bana Handaga, M.T.

(.....)

(Anggota I Dewan Penguji)

3. Dimas Aryo Anggoro, S.Kom., M.Sc.

(.....)

(Anggota II Dewan Penguji)

Dekan

Fakultas Komunikasi dan Informatika



Nurgiyatna, S.T., M.Sc., Ph.D.

NIK. 881

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam publikasi ilmiah ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan orang lain, kecuali secara tertulis diacu dalam naskah dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Apabila kelak terbukti ada ketidakbenaran dalam pernyataan saya di atas, maka akan saya pertanggungjawabkan sepenuhnya.

Surakarta, 2 Agustus. 2021

Penulis



MUHAMMAD HIMMAWAN

L200170161

PERANCANGAN SISTEM ANALISIS KELULUSAN MAHASISWA DALAM IMPLEMENTASI PENERAPAN DATA MINING PADA BIDANG PENDIDIKAN

Abstrak

Memiliki impian lulus dengan tepat waktu merupakan salah satu dari capaian mahasiswa sebagai akademisi. Faktanya pendidikan dikatakan berhasil apabila akademisi telah dinyatakan lulus dari pihak instansi dan mampu merealisasikan keilmuan. Maka demikian penelitian ini dibuat dengan tujuan membantu mahasiswa mewujudkan impian lulus tepat waktu dan membantu penanggung jawab akademik dalam menentukan kebijakan. Penulis menggunakan metode klasifikasi dengan algoritma naive bayes dengan variabel inputan jenis kelamin, indeks prestasi semester satu sampai dengan delapan dan indeks prestasi kumulatif. Hasil dari penelitian berbentuk sistem informasi yang dapat membantu memprediksi kelulusan mahasiswa dengan nilai accuracy aplikasi tertinggi 84%, nilai precision 100% dan recall 58%.

Kata kunci: aplikasi, prediksi, Naive Bayes, kelulusan, mahasiswa

Abstract

Having the dream of graduating on time is one of the achievements of students as academics. The fact is that education is said to be successful if academics have been declared graduated from the agency and are able to realize science. Thus, this research was made with the aim of helping students realize their dreams of graduating on time and assisting academics in determining policies. The author uses a classification method with the Naive Bayes algorithm with input variables of gender, grade one to eight semesters and grade point average. The results of the research are in the form of an information system that can help predict student graduation with the highest application accuracy value of 84%, precision value of 100% and recall of 58%.

Keywords: application, predictions, Naive Bayes, graduation, students

1. PENDAHULUAN

Pendidikan memiliki peranan penting pada setiap individu sebagai capaian akademik. Pendidikan dikatakan berhasil ketika akademisi telah dinyatakan lulus dari sebuah instansi dan kemudian mampu merealisasikan ilmu yang diperoleh. Berhasil lulus dalam bidang pendidikan dengan tepat waktu merupakan impian sebagian besar mahasiswa (Suriana, 2017).

Berdasarkan fakta terdapat mahasiswa didik baru sebanyak 8.438 telah teregistrasi di Universitas Muhammadiyah Surakarta pada tahun 2020. Sedangkan, mahasiswa yang diluluskan pada tahun 2020 sebanyak 3.382 mahasiswa. Berdasarkan informasi tersebut dapat diketahui, bahwa telah terjadi ketidakseimbangan antara jumlah

mahasiswa baru dan jumlah mahasiswa yang lulus. Penumpukan mahasiswa ini akan menjadi permasalahan dalam jangka panjang (Mulyadi & Sukron, 2020). Salah satunya akan berpengaruh terhadap kualitas pendidikan dan status akreditasi program studi (Peling et al., 2017).

Oleh karena itu, untuk menjaga keseimbangan jumlah mahasiswa, diperlukan suatu sistem yang dapat memprediksi kelulusan mahasiswa. Sehingga hasil prediksi tersebut dapat digunakan sebagai dasar pembuatan kebijakan untuk mengarahkan mahasiswa menyelesaikan studi tepat pada waktunya. Untuk membuat prediksi berdasarkan data masa lalu dapat dilakukan dengan teknik *data mining*.

Data Mining merupakan suatu proses penemuan pengetahuan dari kumpulan data bervolume besar (Kunjumon, 2019). Menurut (Dewi et al., 2016) terdapat banyak metode yang digunakan dalam *data mining*, akan tetapi dalam studi kasus ini metode klasifikasi merupakan metode yang paling populer. Penelitian yang dilakukan oleh (Meiriza et al., 2020) memberikan prediksi kelulusan mahasiswa menggunakan metode klasifikasi *Naïve Bayes*, dengan *accuracy* hasil prediksi mencapai 97,6378% dengan nilai *error* minimum 2,3622%.

Penelitian oleh (Sugiharti et al., 2017) membuat sistem prediksi berbasis algoritma *Naïve Bayes Classification* (NBC), hasilnya mampu memprediksi keberhasilan mahasiswa menyelesaikan studi tepat waktu berdasarkan kriteria indeks prestasi kumulatif (IPK) dari semester 1 sampai semester 4. Penelitian lain oleh (Gerhana et al, 2019) membandingkan algoritma *naïve bayes* dengan C4.5 untuk memprediksi masa studi mahasiswa. Hasil yang didapatkan, *accuracy naïve bayes* mengungguli C4.5. Namun dari segi waktu pemrosesan algoritma C4.5 lebih cepat daripada algoritma *naïve bayes*.

Berangkat dari bahasan diatas yang menjadi latar belakang penulis memilih menggunakan algoritma Naive Bayes karena dapat memberikan hasil akurasi yang sangat optimal, dalam Tugas Akhir ini penulis menawarkan solusi berupa perancangan aplikasi prediksi kelulusan yang berkerjasama dengan BAA untuk mendapatkan data civitas mahasiswa serta dapat membantu mahasiswa dan *staff* kemahasiswaan dalam memprediksi kelulusan. Dengan dibuat aplikasi ini diharapkan mampu mengurangi kecemasan dan permasalahan pada mahasiswa dan *staff* kemahasiswaan dalam memprediksi kelulusan.

2. METODE

2.1 Kelulusan Mahasiswa

Pembelajaran diperguruan tinggi dinyatakan lulus ketika mahasiswa mampu mengasah kemampuan keilmuannya. Unsur – unsur yang dapat mempengaruhi kelulusan mahasiswa memiliki parameter antara lain indeks prestasi semester satu sampai dengan indeks prestasi semester delapan, indeks prestasi kumulatif, usia, tahun masuk kuliah, tahun, jenis kelamin, status_mahasiswa, dan status_nikah.

2.2 Data Mining

Data Mining merupakan salah satu cabang ilmu komputer yang dapat digunakan sebagai pengambilan keputusan dan pertimbangan khususnya prediksi kelulusan mahasiswa (Sillueta et al., 2016).

2.3 Metode Klasifikasi Data Mining

Klasifikasi merupakan salah satu teknik data mining yang dapat digunakan dalam mengupayakan menemukan konsep atau model kelas dalam data target mahasiswa, sehingga dapat memprediksi keululusan masasiswa.

2.3.1 Naive Bayes

Naive bayes merupakan metode yang memiliki pehitungan sederhana dan mudah dipahami, karena menggunakan probabilitas dan penerapan teorema bayes (aturan bayes) dalam menentukan hasil hipotesis. Mekanisme pengambilan keputusan diperoleh melalui dataset yang telah dilatih, kemudian diuji kembali agar dapat diklasifikasikan dengan data.

$$P (H | E) = \frac{P (E | H) \times P (H)}{P (E)} \quad (1)$$

Keterangan :

$P (H | E)$ = probabilitas akhir bersyarat

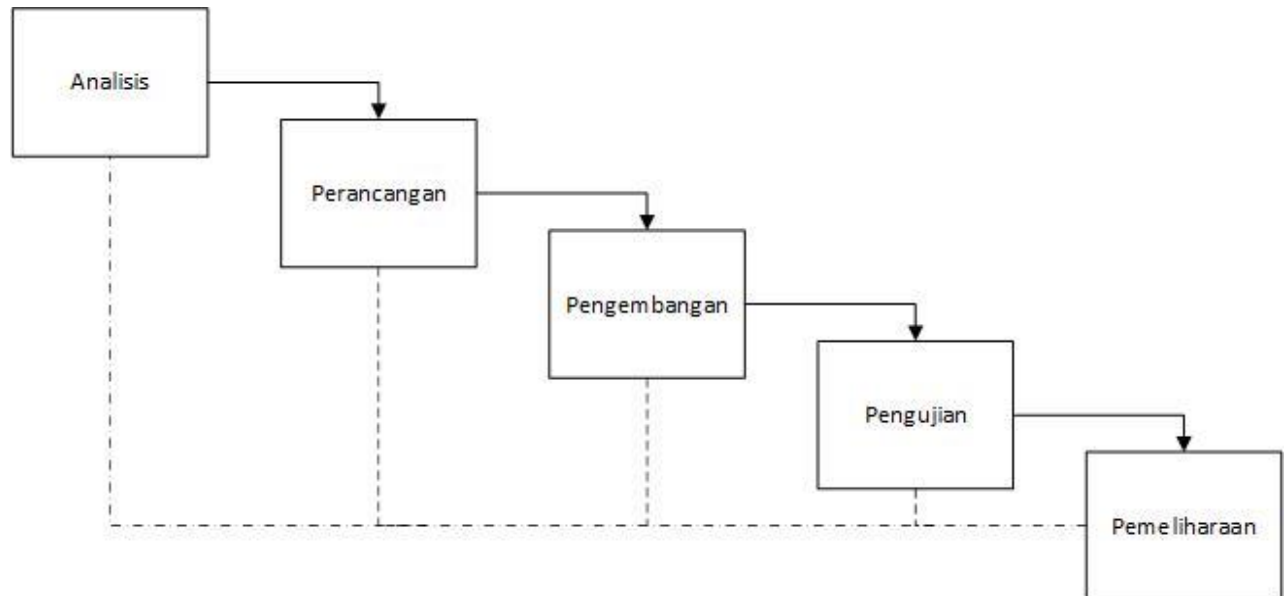
$P (E | H)$ = probabilitas bukti jika data akan mempengaruhi hipotesis kelas

$P (H)$ = probabilitas awal hipotesis kelas, tanpa terpengaruh yang lain

$P (E)$ = probabilitas awal bukti data, tanpa bergantung dengan yang lain

2.4 Metode Pengembangan Sistem

Penelitian ini menggunakan metode *System Development Life Cycle* (SDLC) dengan model *waterfall* untuk mengembangkan sistem informasi ini. Dengan menggunakan model *waterfall*, penelitian ini dilakukan secara linier yang terdiri dari beberapa tahapan yang berurutan, dimulai dari analisis, perancangan, pengembangan, pengujian, dan pemeliharaan seperti yang ditunjukkan pada Gambar (Fathony, 2019).



Gambar 1. *Waterfall*

2.4.1 Analisis

Dari hasil observasi penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Mauriza, 2014) atribut yang digunakan meliputi asal_sekolah, jenis_kelamin, asal_daerah, jumlah_sks, jumlah_MK, asisten_lab, lama_studi. Dalam penelitiannya, Heryati (Haryati et al., 2015) mampu menganalisis parameter dan algoritma yang dibutuhkan dalam memprediksi kelulusan mahasiswa. Maka dari hal itu berdasarkan penelitian sebelumnya penelitian ini membutuhkan data rill mahasiswa, dengan bekerjasama dengan pihak bagian akademik UMS agar dapat memperoleh hasil yang optimal dalam melakukan penelitian. Sehingga memerlukan pengelolaan data yang dibutuhkan dalam penelitian, agar dapat memisahkan atribut yang tidak digunakan.

Tabel 1. Daftar Atribut

| Jk | Ip_1 | Ip_2 | Ip_3 | Ip_4 | Ip_5 | Ip_6 | Ip_7 | Ip_8 | Ip_k | label |
|----|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|
|----|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|

Tabel 2. Data sebelum diolah

| NIM | NAMA | jenis_kelamin | | ips_1 | ips_2 | ips_3 | ips_4 | ips_5 | ips_6 | ips_7 | ips_8 | ipk |
|------------|---------------------------|---------------|---|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| | | | | | | | | | | | | |
| L100150001 | R.FAUZI HENDRAKUSUMA | L | 1 | 2.61 | 2.69 | 2.64 | 3.05 | 2.13 | 2.5 | 2.22 | 1.6 | 2.3 |
| L100150002 | LIA CHUSNUL KHOTIMAH | P | 2 | 2.53 | 2.75 | 3.1 | 3.39 | 2.98 | 3 | 2.83 | 3.5 | 3.14 |
| L100150003 | ROMY NOVIYANTO | L | 1 | 3.06 | 3.57 | 3.43 | 3.33 | 3.09 | 2.8 | 3.12 | 0 | 2.47 |
| L100150004 | VALENCIA FRIDA VARENDY | P | 2 | 2.78 | 3.09 | 3.25 | 3.11 | 2.84 | 2.38 | 3.17 | 3 | 2.9 |
| L100150005 | ELGA ARSETYATAMA | L | 1 | 2.92 | 2.84 | 3.15 | 3.43 | 3.1 | 2.8 | 3.08 | 3.5 | 3.18 |
| L100150006 | SILVIANA PUTRI PRATAMA | P | 2 | 1.91 | 2.68 | 3.05 | 2.75 | 2.34 | 2.2 | 2.35 | 2.79 | 2.49 |
| L100150007 | MOHAMMAD NUR ROKHMAN RIZA | L | 1 | 2.5 | 2.68 | 2.86 | 3.2 | 2.65 | 2.2 | 2.23 | 1.86 | 2.43 |
| L100150009 | M. DIMAS PRASETYO | L | 1 | 2.92 | 3.07 | 3.27 | 3.34 | 2.91 | 2.63 | 3.06 | 3 | 3.04 |
| L100150010 | NURUL PUTIH SATYA ARTIWI | P | 2 | 3 | 2.98 | 3.55 | 3.58 | 3.54 | 3.13 | 3.42 | 3 | 3.37 |
| L100150011 | SETYA ADHY WICAKSANA | L | 1 | 2.22 | 2.39 | 2.94 | 2.65 | 2.61 | 2.3 | 3.03 | 2.31 | 2.58 |
| L100150012 | DENA WAHYU WIDJANARKO | L | 1 | 2.5 | 2.91 | 2.6 | 2.85 | 2.12 | 2.3 | 1.9 | 2 | 2.23 |
| L100150013 | AGUNG SAPUTRA | L | 1 | 2.56 | 2.47 | 2.25 | 2.07 | 2.13 | 1.75 | 1.92 | 1 | 1.77 |
| L100150015 | IKHA FITRIANA | P | 2 | 2.44 | 2.98 | 3.33 | 3.39 | 3.66 | 3.08 | 3.22 | 0 | 2.67 |
| L100150016 | TRIA MUSDALIFAH | P | 2 | 2.61 | 3.16 | 3.48 | 3.3 | 3.29 | 2.89 | 3 | 3 | 3.1 |

Tabel 3. Data sesudah diolah

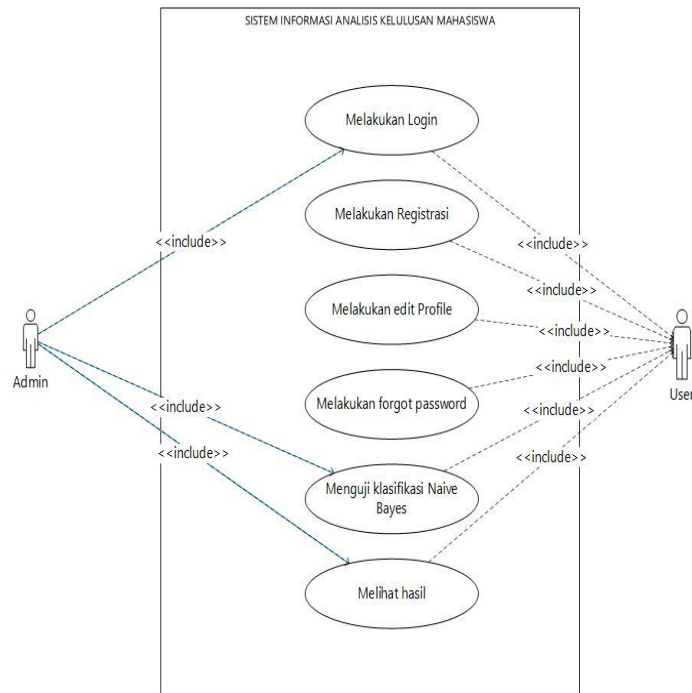
| jenis_kelamin | | ips_1 | ips_2 | ips_3 | ips_4 | ips_5 | ips_6 | ips_7 | ips_8 | ipk | label |
|---------------|---|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|-----------|
| L | 1 | 2.61 | 2.69 | 2.64 | 3.05 | 2.13 | 2.5 | 2.22 | 1.6 | 2.3 | TERLAMBAT |
| P | 2 | 2.53 | 2.75 | 3.1 | 3.39 | 2.98 | 3 | 2.83 | 3.5 | 3.14 | TEPAT |
| L | 1 | 3.06 | 3.57 | 3.43 | 3.33 | 3.09 | 2.8 | 3.12 | 0 | 2.47 | TERLAMBAT |
| P | 2 | 2.78 | 3.09 | 3.25 | 3.11 | 2.84 | 2.38 | 3.17 | 3 | 2.9 | TEPAT |
| L | 1 | 2.92 | 2.84 | 3.15 | 3.43 | 3.1 | 2.8 | 3.08 | 3.5 | 3.18 | TEPAT |
| P | 2 | 1.91 | 2.68 | 3.05 | 2.75 | 2.34 | 2.2 | 2.35 | 2.79 | 2.49 | TERLAMBAT |
| L | 1 | 2.5 | 2.68 | 2.86 | 3.2 | 2.65 | 2.2 | 2.23 | 1.86 | 2.43 | TERLAMBAT |
| L | 1 | 2.92 | 3.07 | 3.27 | 3.34 | 2.91 | 2.63 | 3.06 | 3 | 3.04 | TEPAT |
| P | 2 | 3 | 2.98 | 3.55 | 3.58 | 3.54 | 3.13 | 3.42 | 3 | 3.37 | TEPAT |
| L | 1 | 2.22 | 2.39 | 2.94 | 2.65 | 2.61 | 2.3 | 3.03 | 2.31 | 2.58 | TERLAMBAT |
| L | 1 | 2.5 | 2.91 | 2.6 | 2.85 | 2.12 | 2.3 | 1.9 | 2 | 2.23 | TERLAMBAT |
| L | 1 | 2.56 | 2.47 | 2.25 | 2.07 | 2.13 | 1.75 | 1.92 | 1 | 1.77 | TERLAMBAT |
| P | 2 | 2.44 | 2.98 | 3.33 | 3.39 | 3.66 | 3.08 | 3.22 | 0 | 2.67 | TERLAMBAT |
| P | 2 | 2.61 | 3.16 | 3.48 | 3.3 | 3.29 | 2.89 | 3 | 3 | 3.1 | TEPAT |

2.4.2 Perancangan

Tahapan selanjutnya yaitu merancang landasan dari sebuah pondasi pembuatan sistem analisis kelulusan mahasiswa meliputi *Use Case Diagram*, *Activity Diagram*, *Entity Relationship Diagram*.

Use Case Diagram

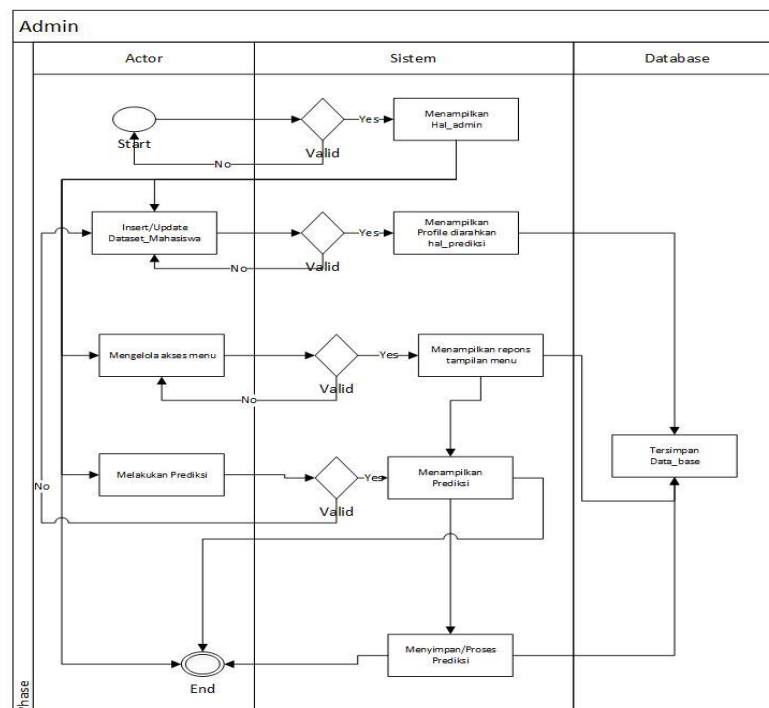
Diagram dirancang agar dapat mampu menjelaskan pengguna sistem berdasarkan fungsional yang telah dibuat. Terdapat level pengguna berbeda meliputi admin dan mahasiswa sebagai user.



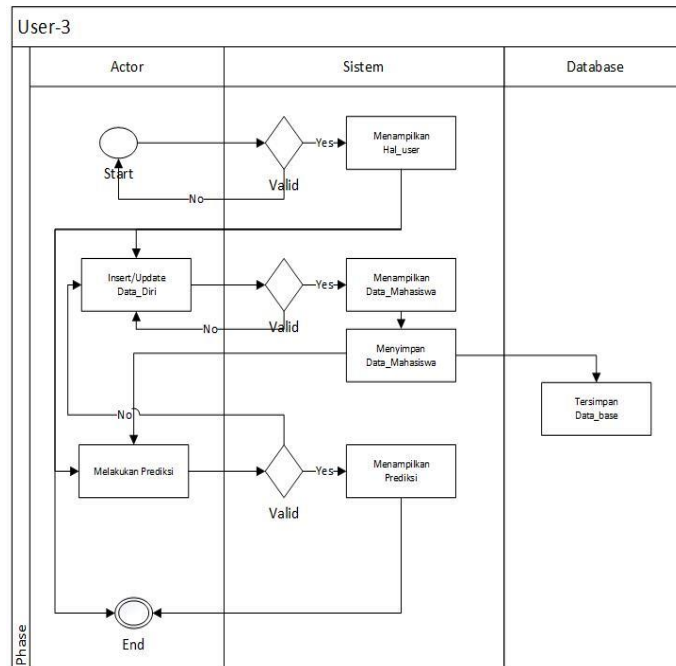
Gambar 2. Use Case

2.4.3 Activity Diagram

Perancangan diagram dibuat agar dapat memberikan gambaran secara visual bagi pengguna dan mampu membaca cara alur kinerja sistem.



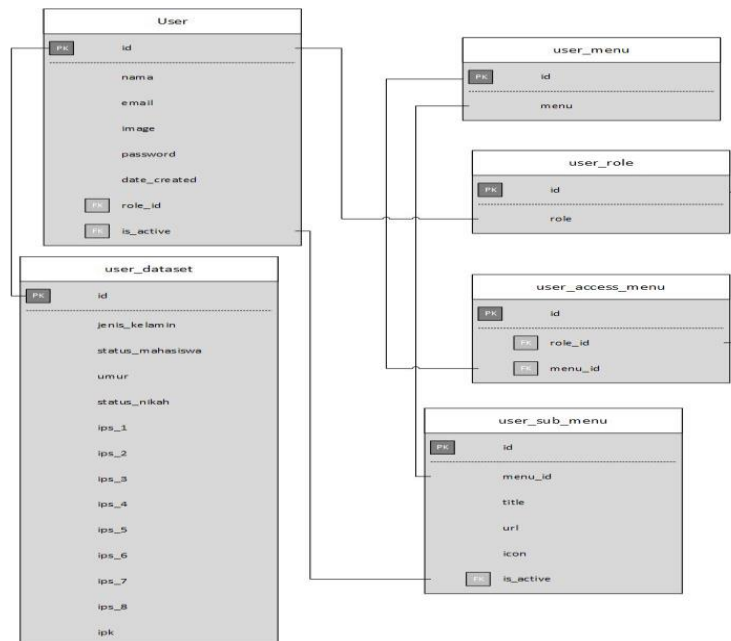
Gambar 3. Activity Diagram Admin



Gambar 4. Activity Diagram Mahasiswa

2.4.4 Entity Relationship Diagram

Bagian perancangan database berisikan relasi antara entitas yang terdapat sistem.



Gambar 5. ERD

2.5 Pengembangan

Sistem dibuat menggunakan bahasa pemrograman *python* untuk mengelola *website*, dan untuk mengelola basis data menggunakan *MySQL. Tools* pendukung diantara lain *Visual Studio Code* sebagai *code editor* dan *google chrome* sebagai *browser*.

2.6 Pengujian

Pada tahap ini pengujian dilakukan oleh peneliti, menggunakan pengujian kotak hitam. Menurut (Rahmah, 2017), pengujian menggunakan pengujian kotak hitam membuat hasil pengujian berfokus pada hasil keluaran, dan dapat menentukan program telah beroperasi berdasarkan fungsionalitasnya.

2.6.1 Data Training

Tabel 4. *Data Training*

| Jk | Ip_1 | Ip_2 | Ip_3 | Ip_4 | Ip_5 | Ip_6 | Ip_7 | Ip_8 | Ip_k | label |
|----|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|
| LK | 3 | 2.75 | 3 | 2.76 | 3 | 2.59 | 2.78 | 0 | 3 | TP |
| PR | 2.62 | 2.28 | 2.3 | 1.91 | 1.58 | 1.76 | 1.26 | 3 | 2.6 | TR |
| PR | 3 | 3 | 3.54 | 3.28 | 3.73 | 2.88 | 3 | 0 | 3.43 | TP |
| LK | 3.4 | 2.78 | 3.45 | 3 | 3 | 3.4 | 3 | 0 | 3 | TP |
| LK | 3 | 2.85 | 3.23 | 2.46 | 3 | 3 | 1.66 | 3 | 3 | TP |
| LK | 2.31 | 2.25 | 3 | 2.17 | 2.64 | 2.88 | 2.67 | 3 | 3 | TR |
| PR | 3.38 | 2.85 | 3.43 | 3 | 3 | 3 | 2.56 | 0 | 3 | TP |
| LK | 3.71 | 3.68 | 3.96 | 4 | 3.88 | 3.82 | 3.75 | 4 | 3.81 | TP |

2.6.2 Data Testing

Tabel 5. *Data Testing*

| Jk | Ip_1 | Ip_2 | Ip_3 | Ip_4 | Ip_5 | Ip_6 | Ip_7 | Ip_8 | Ip_k | label |
|----|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|
| LK | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | ? |

Keterangan :

TP = TEPAT

LK = Laki - Laki

TR = TERLAMBAT

PR = PEREMPUAN

2.6.3 Perhitungan manual

Tahap pertama :

$$P(\text{TEPAT}) = 6/8 = 0,75$$

$$P(\text{TERLAMBAT}) = 2/8 = 0,25$$

Tahap kedua :

$$P(X1 = \text{LK} | \text{TEPAT}) = 4/6 = 0,66$$

$$P(X8 = 3 | \text{TERLAMBAT}) = 0/2 = 0$$

$$P(X1 = \text{LK} | \text{TERLAMBAT}) = 1/2 = 0,5$$

IP5

$$P(X2 = \text{TIDAK} | \text{TEPAT}) = 5/6 = 0,83$$

$$P(X9 = 3 | \text{TEPAT}) = 4/6 = 0,66$$

$$P(X2 = \text{TIDAK} | \text{TERLAMBAT}) = 1/2 = 0,5$$

$$P(X9 = 3 | \text{TERLAMBAT}) = 0/2 = 0$$

IP6

$$P(X3 = 21 | \text{TEPAT}) = 6/6 = 1$$

$$P(X10 = 3 | \text{TEPAT}) = 2/6 = 0,3$$

$$P(X3 = 21 | \text{TERLAMBAT}) = 1/2 = 0,5$$

$$P(X10 = 3 | \text{TERLAMBAT}) = 0/2 = 0$$

IP7

$$P(X4 = \text{BELUM} | \text{TEPAT}) = 6/6 = 1$$

$$P(X4 = \text{BELUM} | \text{TERLAMBAT}) = 1/2 = 0,5$$

$$P(X11 = 3 | \text{TEPAT}) = 2/6 = 0,3$$

$$P(X11 = 3 | \text{TERLAMBAT}) = 0/2 = 0$$

IP8

$$P(X5 = 3 | \text{TEPAT}) = 3/6 = 0,5$$

$$P(X5 = 3 | \text{TERLAMBAT}) = 0/2 = 0$$

$$P(X12 = 3 | \text{TEPAT}) = 1/6 = 0,16$$

$$P(X6 = 3 | \text{TEPAT}) = 1/6 = 0,16$$

$$P(X12 = 3 | \text{TERLAMBAT}) = 2/2 = 1$$

$$P(X6 = 3 | \text{TERLAMBAT}) = 0/2 = 0$$

IPK

$$P(X7 = 3 | \text{TEPAT}) = 1/6 = 0,16$$

$$P(X13 = 3 | \text{TEPAT}) = 4/6 = 0,66$$

$$P(X7 = 3 | \text{TERLAMBAT}) = 1/2 = 0,5$$

$$P(X13 = 3 | \text{TERLAMBAT}) = 1/2 = 0,5$$

IP4

$$P(X8 = 3 | \text{TEPAT}) = 2/6 = 0,3$$

Tahap ketiga

$$P(X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7, X8, X9, X10, X11, X12, X13 | \text{TEPAT}) = 0,66 \times 0,83 \times 1 \times 1 \times 0,5 \times 0,16 \times 0,16 \times 0,3 \times 0,66 \times 0,3 \times 0,3 \times 0,16 \times 0,66 \times 0,75 = 0,00000989$$

$$P(X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7, X8, X9, X10, X11, X12, X13 | \text{TERLAMBAT}) = 0,5 \times 0,5 \times 0,5 \times 0,5 \times 0 \times 0 \times 0,5 \times 0 \times 0 \times 0 \times 0 \times 1 \times 0,5 \times 0,25 = 0$$

Maka dari hasil perhitungan probabilitas terbesar ada apa pada P (TEPAT), demikian dapat disimpulkan hipotesis dari data testing berada pada kelas TEPAT.

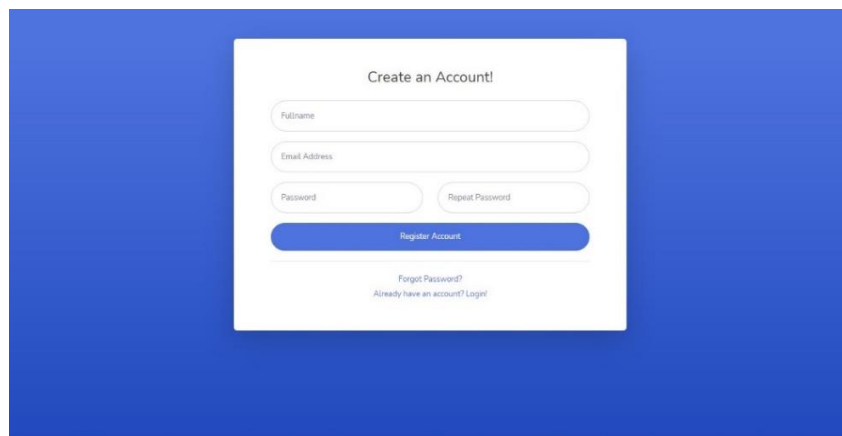
2.7 Pemeliharaan

Tahap terakhir, pemeliharaan dapat dilakukan setelah aplikasi telah beroperasi sesuai dengan fungsinya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi

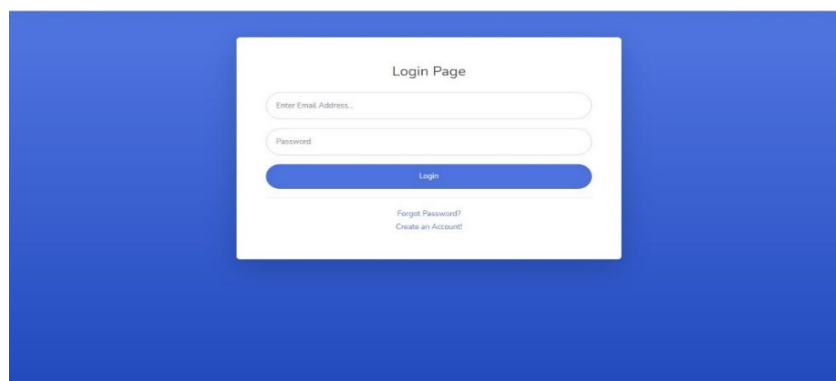
3.1.1 Registrasi

A screenshot of a web application's registration page. The page has a solid blue background. In the center, there is a white rectangular form titled "Create an Account!". The form contains four input fields: "Fullname", "Email Address", "Password", and "Repeat Password". Below these fields is a blue button labeled "Register Account". At the bottom of the form, there are two links: "Forgot Password?" and "Already have an account? Login".

Gambar 6. Laman registrasi

User diharuskan melakukan pendaftaran sebelum memasuki akun. *User* akan diarahkan untuk pengisian *form* pendaftaran. Setelah itu *user* akan menerima kiriman *email*, untuk melakukan verifikasi akun.

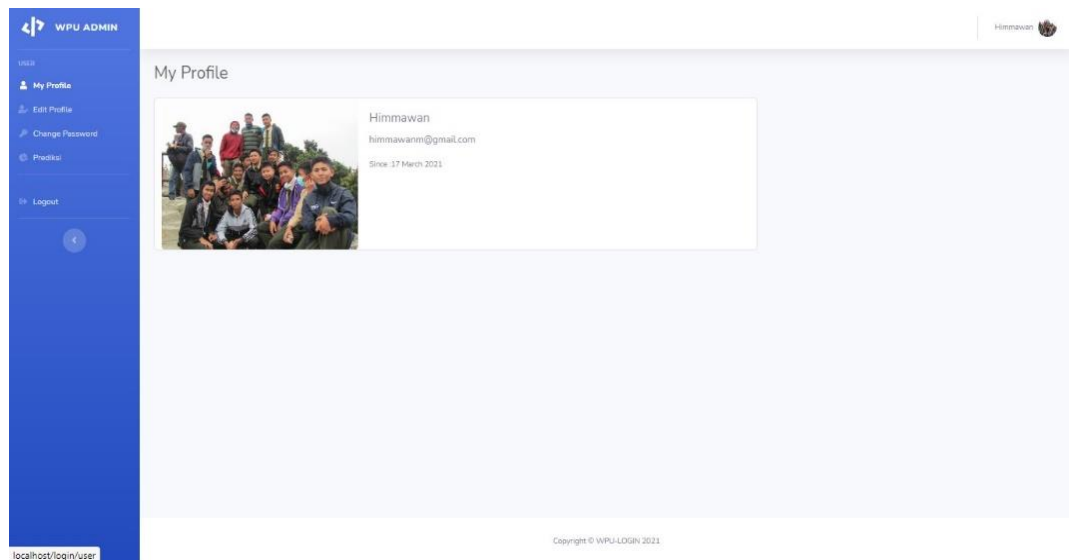
3.1.2 Login

A screenshot of a web application's login page. The page has a solid blue background. In the center, there is a white rectangular form titled "Login Page". The form contains two input fields: "Enter Email Address..." and "Password". Below these fields is a blue button labeled "Login". At the bottom of the form, there are two links: "Forgot Password?" and "Create an Account!".

Gambar 7. Laman login

Sebelum memasuki sistem, *user* diharuskan *login* terlebih dahulu. *Login* baru dapat dilakukan setelah *user* melakukan verifikasi akun. Setelah *login* berhasil *user* diarahkan ke halaman *dashboard*.

3.1.3 Dashboard



Gambar 8. Laman dashboard

Setelah halaman *dashboard user* terlihat, terdapat *profile* singkat mengenai *user*. Kemudian *user* dianjurkan melengkapi data diri pada halaman *edit profile*.

3.1.4 Pediksi

The image shows the 'Prediksi' (Prediction) form within the 'WPU ADMIN' application. The left sidebar menu includes 'Dashboard', 'Role', 'Prediksi', 'Menu Management', 'Submenu Management', and 'Logout'. The main form area contains several input fields: 'Jenis Kelamin' (set to 'Laki-Laki'), 'Status Mahasiswa' (set to 'Bekerja'), 'Umur' (with a numeric input field), and 'Status Nikah' (set to 'Belum'). Below these are eight 'IPS' (Indeks Prestasi) input fields, labeled 'IPS 1' through 'IPS 8', and a final 'IPK' (Indeks Prestasi Kumulatif) input field. A blue 'Prediksi' button is located at the bottom of the form.

Gambar 9. Laman prediksi

Pada tampilan halaman prediksi terdapat *form* yang harus di isikan untuk mengetahui analisis kelulusan *user*. Dan pada tampilan prediksi *admin* hampir sama seperti user akan tetapi memiliki *output* dilengkapi dengan *accuracy*, *precision* dan *recall*.

3.1.5 Edit Profile

Gambar 10. Edit profile

Pada halaman *edit* terdapat *form* data diri kosong yang harus dilengkapi, sebelum *user* melakukan prediksi. Setelah berhasil dilengkapi, maka *user* akan diarahkan halaman prediksi untuk mengetahui hasil analisis.

3.2 Pengujian

Penulis melakukan 3 tahap pengujian yaitu, *blackbox*, perhitungan manual, dan peningkatan *accuracy*.

3.2.1 Black box

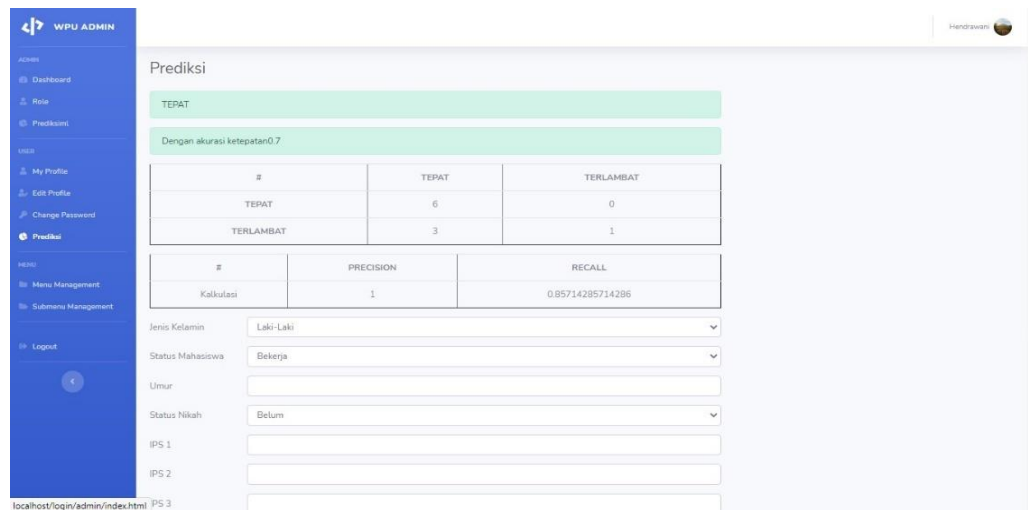
Pada tahap pengujian *blackbox* dilakukan pengujian modul - modul yang dapat berjalan semestinya pada aplikasi.

Tabel 6. Pengujian *Blackbox*

| Modul | Scenario | Hasil yang diharapkan | Hasil di aplikasi |
|--------------|--|-------------------------------------|-------------------|
| <i>Login</i> | <i>Username</i> dan <i>password</i> terisi benar | Masuk ke halaman <i>dashboard</i> . | <i>Valid</i> |
| Registrasi | <i>Email</i> , <i>fullname</i> , | Mendapat <i>email</i> | <i>Valid</i> |

| | | | |
|------------------------|---|---|--------------|
| | <i>password</i> terisi benar. | untuk melakukan verifikasi dan segera <i>login</i> . | |
| <i>Input Data</i> | Semua <i>form</i> terisi benar. | Data berhasil disimpan | <i>Valid</i> |
| <i>Forgot Password</i> | Mereset <i>password</i> lama dan ganti yang baru. | Mendapatkan konfirmasi <i>email</i> untuk <i>reset password</i> . | <i>Valid</i> |
| <i>Edit Profile</i> | Melakukan perubahan data diri. | Data perubahan berhasil disimpan. | <i>Valid</i> |
| <i>Logout</i> | Tekan tombol <i>logout</i> . | Keluar dari laman <i>dashborad</i> . | <i>valid</i> |

3.2.2 Menguji Algoritma Naive Bayes



Gambar 11. Hasil pengujian sistem

Pada gambar 11 diatas memperoleh hasil TEPAT waktu dengan *accuracy*. Penulis juga memberikan input data sama seperti perhitungan manual, supaya hasil relevan valid berdasarkan fakta dalam melakukan penerapan perhitungan algoritma

Setelah melakukan hasil perhitungan manual pada tahap pengujian diatas menggunakan aturan teorema, kemudian terlihat bahwa hasil perhitungan manual memperoleh hasil 0,00000989 yang berarti bernilai TEPAT waktu. Dengan melalui perbandingan hasil antara perhitungan manual dengan algoritma yang telah diterapkan pada sistem, sehingga dapat disimpulkan bahwa sistem telah berhasil menerapkan naive bayes.

3.2.3 Komparasi Naive Bayes dan KNN

Dalam pelaksanaan penelitian penulis melakukan pengujian komporasi dengan dua algoritma antara Naive Bayes dan KNN. Melalui nilai input sama sesuai dengan data yang terlampir pada gambar hasil, didapatkan Naive Bayes dengan hasil akurasi sebesar 97% dan KNN dengan hasil akurasi 84%.

Prediksi Algo-Naive Bayes

TERLAMBAT

Dengan akurasi ketepatan 0.97237487

| # | TEPAT | TERLAMBAT |
|-----------|-------|-----------|
| TEPAT | 139 | 3 |
| TERLAMBAT | 26 | 43 |

| # | PRECISION | RECALL |
|-----------|------------------|------------------|
| Kalkulasi | 0.97887323943662 | 0.76373626373626 |

Jenis Kelamin:

IPS 1:

IPS 2:

IPS 3:

IPS 4:

IPS 5:

IPS 6:

IPS 7:

IPS 8:

IPK:

Copyright © WPUH-ODIN 2021

Gambar 12. Naive Bayes

Tabel 7. Verifikasi hasil

| NIM | NAMA | jenis_kelamin | | | | | | | | | | | label | | verify | |
|------------|--------------------------------|---------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|------------|-----------|--|----------------|-----------|
| | | | ips_1 | ips_2 | ips_3 | ips_4 | ips_5 | ips_6 | ips_7 | ips_8 | ipk | data_fakta | | | hasil_prediksi | |
| L100150001 | R.FAUZI HENDRAKUSUMA | L | 1 | 2.61 | 2.69 | 2.64 | 3.05 | 2.13 | 2.5 | 2.22 | 1.6 | 2.3 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150002 | UA CHUSNUL KHOTIMAH | P | 2 | 2.53 | 2.75 | 3.1 | 3.39 | 2.98 | 3 | 2.83 | 3.5 | 3.14 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150003 | ROMY NOVIYANTO | L | 1 | 3.06 | 3.57 | 3.43 | 3.33 | 3.09 | 2.8 | 3.12 | 0 | 2.47 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TEPAT |
| L100150004 | VALENCIA FRIDA VARENDY | P | 2 | 2.78 | 3.09 | 3.25 | 3.11 | 2.84 | 2.38 | 3.17 | 3 | 2.9 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150005 | ELGA ARSETYATAMA | L | 1 | 2.92 | 2.84 | 3.15 | 3.43 | 3.1 | 2.8 | 3.08 | 3.5 | 3.18 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150006 | SILVIANA PUTRI PRATAMA | P | 2 | 1.91 | 2.68 | 3.05 | 2.75 | 2.34 | 2.2 | 2.35 | 2.79 | 2.49 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150007 | MOHAMMAD NUR ROKHMAN RIZA | L | 1 | 2.5 | 2.68 | 2.86 | 3.2 | 2.65 | 2.2 | 2.23 | 1.86 | 2.43 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150009 | M. DIMAS PRASETJO | L | 1 | 2.92 | 3.07 | 3.27 | 3.34 | 2.91 | 2.63 | 3.06 | 3 | 3.04 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150010 | NURUL PUTIH SATYA ARTIWI | P | 2 | 3 | 2.98 | 3.55 | 3.58 | 3.54 | 3.13 | 3.42 | 3 | 3.37 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150011 | SETYA ADHY WICAKSANA | L | 1 | 2.22 | 2.39 | 2.94 | 2.65 | 2.61 | 2.3 | 3.03 | 2.31 | 2.58 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150012 | DENA WAHYU WIDJANARKO | L | 1 | 2.5 | 2.91 | 2.6 | 2.85 | 2.12 | 2.3 | 1.9 | 2 | 2.23 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150013 | AGUNG SAPUTRA | L | 1 | 2.56 | 2.47 | 2.25 | 2.07 | 2.13 | 1.75 | 1.92 | 1 | 1.77 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150015 | IKHA FITRIANA | P | 2 | 2.44 | 2.98 | 3.33 | 3.39 | 3.66 | 3.08 | 3.22 | 0 | 2.67 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TEPAT |
| L100150016 | TRIA MUSDALIFAH | P | 2 | 2.61 | 3.16 | 3.48 | 3.3 | 3.29 | 2.89 | 3 | 3 | 3.1 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150018 | DWI PRADIGDO UTOMO | L | 1 | 2.14 | 3.07 | 3.17 | 3.32 | 3.18 | 3.09 | 3.25 | 0 | 2.57 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TEPAT |
| L100150019 | PRABOWO | L | 1 | 2.64 | 3.25 | 3.14 | 3.52 | 3.1 | 2.91 | 3 | 2.5 | 3.01 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150020 | FAISHAL LUTHFI WANDA BUKHROH | L | 1 | 2.86 | 3.14 | 3.41 | 3.45 | 3.02 | 3.05 | 3.19 | 0 | 2.54 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TEPAT |
| L100150021 | MUHAMMAD AHSAN TAMIM | L | 1 | 3 | 3.2 | 3.52 | 3.5 | 3.36 | 3.32 | 3.19 | 0 | 2.67 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TEPAT |
| L100150023 | SAVINA AZZARA | P | 2 | 2.41 | 3 | 3.27 | 3.14 | 3 | 2.58 | 2.75 | 3.5 | 2.99 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150024 | AMAR NUR FADHILA | L | 1 | 2.89 | 2.84 | 3.17 | 3.27 | 3.09 | 2.75 | 2.94 | 3 | 3.01 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150025 | ARIF SURYA KUSUMA | L | 1 | 3.72 | 3.91 | 3.78 | 3.61 | 3.71 | 3.52 | 3.5 | 0 | 2.87 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150026 | BANGKIT NURULLAH | L | 1 | 2.67 | 3.32 | 3.45 | 3.02 | 3.05 | 2.82 | 3.34 | 0 | 2.45 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TEPAT |
| L100150027 | DIKA SATRIA UTAMA | L | 1 | 3.36 | 3.43 | 3.43 | 3.55 | 3.54 | 2.95 | 3.07 | 0 | 2.62 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TEPAT |
| L100150028 | IHSAN RIFQI KURNIAWAN | L | 1 | 2.25 | 2.55 | 2.87 | 2.78 | 2 | 2.3 | 2.42 | 1.38 | 2.18 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150029 | ROIS LAULI | P | 2 | 3.19 | 3.39 | 3.73 | 3.67 | 3.71 | 3.18 | 3.64 | 0 | 2.84 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150030 | ABDULLAH BAYU WICAKSONO | L | 1 | 2.19 | 2.61 | 2.89 | 2.83 | 2.66 | 2.2 | 2.56 | 2.56 | 2.56 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150031 | JULIA CITRA CENDANA | P | 2 | 2.39 | 2.58 | 2.89 | 2.83 | 2.63 | 2.58 | 2.45 | 3 | 2.7 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TEPAT |
| L100150032 | VADELIYA SETIYO SAPUTRI | P | 2 | 2.66 | 3.55 | 3.08 | 3.52 | 3.75 | 2.84 | 3.41 | 3 | 3.3 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150033 | HARIS ALFARISI | L | 1 | 2.61 | 3.16 | 3.2 | 3.23 | 2.98 | 2.67 | 2.75 | 3 | 2.93 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150034 | FIFI LIANA WAHYUNINGSIH | P | 2 | 2.94 | 3.5 | 3.39 | 3.15 | 2.89 | 2.58 | 2.73 | 2.75 | 2.82 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150036 | BAGUS ARDIYANSYAH | L | 1 | 2.43 | 3.05 | 3.2 | 3.14 | 2.91 | 2.5 | 2.5 | 2.64 | 2.74 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TEPAT |
| L100150037 | ALIF ARDIANSYAH YUSUF | L | 1 | 1.85 | 2.29 | 1.73 | 2.63 | 1.75 | 1.9 | 2 | 1.19 | 1.89 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150038 | RAHMAN HAKIM | L | 1 | 3.31 | 3.61 | 3.43 | 3.67 | 3.67 | 3.3 | 3.2 | 0 | 2.77 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TEPAT |
| L100150041 | OKTAVIANI WAHYU WIDAYANTI | P | 2 | 3.58 | 3.73 | 4 | 3.7 | 3.9 | 3.39 | 3.35 | 0 | 2.87 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150042 | ADITYA WAHYU KUSUMA JATI | L | 1 | 2.09 | 2.09 | 2.15 | 3 | 2 | 0 | 2 | 0 | 1.4 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150045 | MARGA BUDI HUSADA | L | 1 | 2.18 | 3.03 | 3.27 | 2.97 | 2.34 | 2.58 | 3.19 | 3.15 | 2.85 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150050 | HESTI OKTA FILANI | P | 2 | 3.36 | 3.14 | 3.68 | 3.7 | 3.83 | 3.45 | 3.5 | 0 | 2.9 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150053 | ALIFA LAILI FAIZA CAHYANI | P | 2 | 1.6 | 2.5 | 0 | 0 | 3.8 | 3.31 | 3.86 | 3.52 | 2.9 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150054 | AGISTYA PRATIWI | P | 2 | 2.72 | 2.86 | 3.58 | 2.91 | 3.18 | 2.62 | 3.13 | 2.5 | 2.87 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150055 | ROSYADI INDANA | L | 1 | 2.29 | 2.56 | 2.89 | 2.98 | 2.58 | 2.23 | 3.06 | 3.5 | 2.87 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150057 | ANANDA DIMAS PERMATA | L | 1 | 2.36 | 1.89 | 2.23 | 2.61 | 1.59 | 1 | 0 | 0 | 1.04 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150060 | VIRANDA DWIKE FAUZI | P | 2 | 3.06 | 3.16 | 3.52 | 3.8 | 3.77 | 3.11 | 3.6 | 0 | 2.86 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150061 | MUHAMMAD RISQI MEI SONJAYA | L | 1 | 3.17 | 3.34 | 3.64 | 3.37 | 3.75 | 3.29 | 3.54 | 0 | 2.79 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150062 | KHAIRUL SYAFUDDIN | L | 1 | 3.58 | 3.64 | 3.73 | 3.54 | 3.81 | 3.38 | 3.68 | 0 | 2.88 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150063 | ANAZUHHIRAH | P | 2 | 3.19 | 3.64 | 3.74 | 3.41 | 3.86 | 3.52 | 3.5 | 0 | 2.86 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150064 | BILDA INGRIT LAKSITA | P | 2 | 2.67 | 2.75 | 3.35 | 3.23 | 2.8 | 2.42 | 3.03 | 2.9 | 2.88 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150065 | ASYYA NADILA PUTRI | P | 2 | 2.94 | 2.93 | 3.33 | 3.27 | 3.09 | 2.8 | 2.97 | 3.25 | 3.08 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150066 | RIDO RAHMADANI | L | 1 | 2.81 | 3.36 | 3.5 | 3.25 | 3.11 | 3.45 | 3.42 | 3.67 | 3.38 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150068 | JUNIKA MUSTIKA SARI | P | 2 | 2.03 | 2.82 | 2.98 | 2.55 | 2 | 2.5 | 0 | 0 | 1.41 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150070 | ANINDA AYU RAHMANINGRUM | P | 2 | 3.11 | 3.25 | 3.5 | 3.67 | 3.71 | 3.3 | 3.42 | 0 | 2.82 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150071 | GENANDA ARYASETA DWICHAEKA | L | 1 | 2.75 | 2.86 | 3.25 | 3.3 | 3.05 | 2.25 | 2.97 | 3.25 | 2.96 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150073 | FAHRUL SUPRIYANTO | L | 1 | 2.19 | 2.39 | 2.5 | 2.31 | 1.96 | 1 | 1.69 | 1.62 | 1.72 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150074 | MUHAMMAD ANANG SETIAWAN | L | 1 | 2.56 | 2.73 | 2.6 | 2.43 | 2.15 | 1.5 | 0 | 2 | 1.62 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150076 | INA MAR'ATUS SHOHEHAH | P | 2 | 3.42 | 3.34 | 3.7 | 3.65 | 3.83 | 3.68 | 3.45 | 0 | 2.92 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150078 | GUSTAF EKO ARIA PUTRA | L | 1 | 2.58 | 2.56 | 2.13 | 2.83 | 1.78 | 1.14 | 3 | 2.42 | 2.23 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150079 | FIRDANIA PANDAN WANGI | P | 2 | 2.56 | 2.43 | 3.31 | 2.93 | 1.79 | 1.5 | 2.15 | 1.63 | 2 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150080 | MUHAMMAD RIDWAN | L | 1 | 2.81 | 2.75 | 3.13 | 3.27 | 2.7 | 2.27 | 2.39 | 2 | 2.53 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150081 | KINTAN KUSUMA RATRI | P | 2 | 2.39 | 2.91 | 3.58 | 3.52 | 3.29 | 2.82 | 3.27 | 3.5 | 3.28 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150087 | NABILA RAMADHANI | P | 2 | 2.72 | 3.09 | 3.05 | 3.2 | 2.68 | 2.82 | 2.75 | 3 | 2.89 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150094 | RIO CANDRA HERMAWAN | L | 1 | 2.5 | 2.83 | 3.33 | 3.41 | 2.05 | 2.76 | 2.92 | 3.15 | 2.86 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150106 | DINA MUTIARA SUCI | P | 2 | 3.22 | 3.18 | 3.77 | 3.48 | 3.67 | 3.13 | 3.63 | 0 | 2.78 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150108 | FATMA SHOFIA NINGTYAS | P | 2 | 2.67 | 3.45 | 3.45 | 3.36 | 3.02 | 2.5 | 2.81 | 2.75 | 2.89 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150109 | BITANIA KARUNIA ARINDRA | P | 2 | 3.14 | 3.09 | 3.02 | 3.25 | 3.23 | 2.3 | 2.75 | 4 | 3.11 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150112 | PUTRI AYU ISNAINI | P | 2 | 2.53 | 2.48 | 3.31 | 3.59 | 2.98 | 2.65 | 3.36 | 3.81 | 3.28 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150113 | AZIS ARO'UF | L | 1 | 2.72 | 2.68 | 2.92 | 2.98 | 2.9 | 2.6 | 2.87 | 3 | 2.87 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150114 | DWI APRIANTO | L | 1 | 2.5 | 1 | 2.25 | 2.25 | 1.96 | 2 | 2.14 | 0 | 1.67 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150115 | ESTI JULIA MAULUTIKA | P | 2 | 3.22 | 3.39 | 3.42 | 3.44 | 3.6 | 2.93 | 0 | 0 | 1.99 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150119 | MIQDAD ABDILLAH | L | 1 | 2.75 | 2.89 | 2.22 | 2.75 | 0 | 2.79 | 2.5 | 2.33 | 2.07 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150132 | MUHAMMAD YUSUF RUHBANA | L | 1 | 2.21 | 3.07 | 3.45 | 2.91 | 2.63 | 0 | 0 | 0 | 1.11 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150135 | RENDRA ADI SAPUTRA | L | 1 | 2.61 | 2.5 | 2.54 | 2.85 | 2.25 | 1.83 | 2.08 | 0 | 1.8 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150140 | BIMO SULISTYOPUTRO | L | 1 | 3 | 3.4 | 3.32 | 3.5 | 3.05 | 2.67 | 1.67 | 0 | 2.18 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100150141 | AMRINAPRAJA DJAUHARI KINASIH | P | 2 | 2.64 | 3.18 | 3.68 | 3.61 | 3.69 | 3.11 | 3.57 | 0 | 2.8 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150142 | SITI KHANIFAH PUTRI KURNIA PRA | P | 2 | 3.61 | 3.64 | 3.61 | 3.76 | 3.69 | 3.55 | 3.65 | 0 | 2.93 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100150146 | WAHYU ANGARA PUTRA | L | 1 | 2.73 | 2.63 | 2.61 | 3.13 | 2.5 | 2.25 | 2.43 | 3.64 | 2.79 | TEPAT | | TEPAT | TERLAMBAT |
| L100150152 | NICO TAMARTA MURTI | L | 1 | 2.57 | 2.45 | 3.06 | 3.23 | 2.62 | 2.15 | 2.54 | 0 | 2.11 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100154003 | NURUL AFIFAH | P | 2 | 3.25 | 3.52 | 3.58 | 3.65 | 3.5 | 3.63 | 3.68 | 0 | 2.89 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100154004 | DZIYA ULHIKMAH | P | 2 | 3.21 | 3.2 | 3.86 | 3.65 | 3.33 | 3.48 | 3.77 | 0 | 2.85 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100154005 | FITROH RAHMA AZIZAH | P | 2 | 3 | 2.73 | 3.55 | 3.46 | 3.55 | 2.68 | 3.74 | 3.43 | 3.37 | TEPAT | | tepst | TEPAT |
| L100154006 | MARDIANA DWILIAROSSA | P | 2 | 3.69 | 3.6 | 3.72 | 3.8 | 3.83 | 3.71 | 3.82 | 0 | 3.03 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100154008 | MUTIA SABITA | P | 2 | 2.75 | 3.27 | 3.73 | 3.52 | 3.54 | 3.33 | 3.65 | 0 | 2.81 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100154009 | GRACEA YONKAROWI GLADENA | P | 2 | 3 | 2.58 | 3.47 | 3.55 | 3.15 | 3.19 | 3.19 | 3.17 | 3.25 | TEPAT | | TEPAT | TEPAT |
| L100154010 | MUHAMMAD GUMILANG BAGASKA | L | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2.75 | 2.27 | 1.2 | TERLAMBAT | | TERLAMBAT | TERLAMBAT |
| L100154014 | KHAIRUN | | | | | | | | | | | | | | | |

Accuracy merupakan perhitungan terhadap proporsi dari jumlah total prediksi yang benar, dirumuskan dalam persamaan kedua :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (2)$$

Precision merupakan terhadap perhitungan proporsi kasus positif yang diidentifikasi benar dan dirumuskan dalam persamaan ketiga :

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

Recall merupakan perhitungan terhadap perkiraan proporsi kasus positif yang diidentifikasi benar dirumuskan dalam persamaan keempat :

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

Tabel 8. Hasil pengujian *Accuracy*, *Precision*, *Recall*

| <i>Stratified Random Split</i> | <i>Accuracy</i> | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> |
|--|-----------------|------------------|---------------|
| 10 % | 52 % | 100% | 58% |
| 15 % | 60 % | 100% | 50% |
| 20 % | 61 % | 100% | 48% |
| 25 % | 61 % | 100% | 48% |
| 30 % | 66 % | 100% | 46% |
| 35 % | 84 % | 100% | 40% |

Nilai *accuracy* yang cenderung meningkat seiring bertambahnya data training. Sehingga didapatkan tingkat kolektif data yang tinggi agar dapat mengukur kedekatan antar nilai aktual dan hasil prediksi.

Nilai *precision* yang sangat konsisten menunjukkan bahwa data testing yang diprediksi benar dan relevan sama dengan data testing yang benar . Maka dapat disimpulkan hasil ketepatan sistem dalam prediksi sangat konsisten dan berhasil.

Nilai recall yang cenderung menurun seiring bertambahnya data training, menunjukkan bahwa data testing yang diprediksi benar dan relevan lebih sedikit dari data testing yang benar. Maka dapat disimpulkan bahwa hasil yang diperoleh sistem, nilai aktualnya cenderung rendah.

3.2.6 Hasil analisa

Aplikasi prediksi kelulusan mahasiswa ini menggunakan metode klasifikasi serta algoritma naive bayes, karena dianggap sederhana dalam menerapkannya. Sistem ini dibuat dengan tujuan membantu mahasiswa dalam mewujudkan impian lulus tepat waktu. Sistem dirancang memiliki dua aktor, yaitu admin dan user. Serta memiliki atribut diantaranya jenis_kelamin, status_mahasiswa, umur, status_nikah, ips_1 sampai dengan ips_8 dan ipk, yang digunakan sistem untuk membantu analisa prediksi dalam penerapan ke algoritma Naive Bayes.

Penulis memaparkan hasil perhitungan manual dan hasil prediksi yang diperoleh sistem. diperlihatkan diatas perbandingan antara hasil perhitungan manual dan hasil prediksi sistem, memberikan hasil keluaran yang sama yaitu TEPAT waktu. Hasil pehitungan manual teora menunjukkan nilai 0,00000989 lebih besar, yang berarti TEPAT waktu. Serta hasil prediksi sistem yang menunjukkan hasil TEPAT waktu dengan *accuracy* 86%, *precision* 100% dan *recall* 46%. Maka dapat disimpulkan bahwa sistem sudah sepenuhnya menerapkan algoritma Naive Bayes dengan baik.

Selama penelitian disini penulis melakukan pengujian komparasi terhadap algoritma Naive Bayes dan KNN. Naive Bayes yang dikenal mampu memberikan hasil akurasi yang maksial dan KNN yang dikenal memiliki noise sedikit terhadap data. Dalam pengujian disini penulis memaparhasil hasil komparasi yang didapat Naive Bayes memperoleh hasil akurasi sebesar 97% dan KNN sebesar 84%, dengan hasil tersebut penulis dapat menyimpulkan bahwa Naive Bayes mampu memberikan hasil lebih tinggi dibandingkan KNN.

4. PENUTUP

Hasil dan kesimpulan penelitian sistem penerapan metode naive bayes dalam kelulusan mahasiswa, sebagai berikut :

- a. Aplikasi memiliki 2 aktor yang mempuyai akses berbeda, yaitu admin dan user. Dimana kedua aktor dapat melakukan prediksi.

- b. Kegiatan prediksi dilakukan setelah kedua aktor melengkapi data diri yang kemudian menghasilkan keluaran sesuai dengan penerapan naive bayes
- c. Perhitungan manual dan pengujian melalui sistem memberikan perbandingan hasil yang sama.
- d. Demikian penulis menyarankan untuk menambahkan data uji dan latih agar *accuracy*, *recall* dapat meningkat.

DAFTAR PUSTAKA

- Dewi, S., Metode, K., Klasifikasi, A., & Mining, D. (2016). *PADA PREDIKSI KEBERHASILAN PEMASARAN PRODUK LAYANAN PERBANKAN*. XIII(1), 60–66.
- Fathony, M. F. (2019). *MEDICAL INFORMATION SYSTEM DEVELOPMENT*.
- Gerhana et al. (2019). Comparison of naive Bayes classifier and C4 . 5 algorithms in predicting student study period Comparison of naive Bayes classifier and C4 . 5 algorithms in predicting student study period. *Journal of Physics: Conference Series*. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1280/2/022022>
- Haryati, S., Sudarsono, A., Suryana, E., Kasus, S., & Dehasen, U. (2015). *IMPLEMENTASI DATA MINING UNTUK MEMPREDIKSI MASA STUDI MAHASISWA MENGGUNAKAN ALGORITMA C4 . 5*. 11(2), 130–138.
- Kesumawati, A., & Utari, D. T. (2018). Predicting patterns of student graduation rates using Naïve bayes classifier and support vector machine. *AIP Conference Proceedings, 2021*(October 2018). <https://doi.org/10.1063/1.5062769>
- Kunjumon, L. T. (2019). An Intelligent System to predict Students academic performance using Data Mining. *International Journal of Information Systems and Computer Sciences*, 8(2), 128–131. <https://doi.org/10.30534/ijiscs/2019/30822019>
- Mauriza, A. (2014). *IMPLEMENTASI DATA MINING UNTUK MEMPREDIKSI KELULUSANMAHASISWA FAKULTAS KOMUNIKASI DAN INFORMATIKA UMSMENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES*.
- Meiriza, A., Lestari, E., Putra, P., Monaputri, A., & Lestari, D. A. (2020). *Prediction Graduate Student Use Naive Bayes Classifier*. 172(Siconian 2019), 370–375. <https://doi.org/10.2991/aisr.k.200424.056>
- Mulyadi, C., & Sukron, . (2020). *Prediction of Timeliness of Graduating with Naïve Bayes Algorithm*. *Icri* 2018, 3043–3050. <https://doi.org/10.5220/0009946430433050>
- Peling, I. B. A., Arnawan, I. N., Arthawan, I. P. A., & Janardana, I. G. N. (2017).

Implementation of Data Mining To Predict Period of Students Study Using Naive Bayes Algorithm. *International Journal of Engineering and Emerging Technology*, 2(1), 53. <https://doi.org/10.24843/ijeet.2017.v02.i01.p11>

Rahmah, T. A. (2017). *DEVELOPMENT OF INFORMATION SYSTEM FOR PATIENT MEDICAL*.

Sillueta, C. Y., Data, I., Memprediksi, U., Mahasiswa, K., Metode, D., Algoritma, D. A. N., Berbasis, K. N., Akhir, T., Studi, P., Informatika, T., Informasi, F. T., & Luhur, U. B. (2016). *Implementasi data*.

Sugiharti, E., Firmansyah, S., & Devi, F. R. (2017). Predictive evaluation of performance of computer science students of unnes using data mining based on naïve bayes classifier (NBC) algorithm. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 95(4), 902–911.

Suriana, K. D. (2017). *Desain Aplikasi Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Metode Naive Bayes*. 3(1).